

Intervalles de prévision de vente de produit avec historique nul ou limité

JOËLLE BOUCHARD¹, BENOIT MONTREUIL^{1,2}, ALEXANDRE MORNEAU^{1,3}

¹ CENTRE INTERUNIVERSITAIRE DE RECHERCHE SUR LES RESEAUX D'ENTREPRISE,
LA LOGISTIQUE ET LE TRANSPORT (CIRRELT), UNIVERSITE LAVAL
2325, rue de la Terrasse, Pavillon Palasis-Prince, Québec (Québec) Canada G1V 0A6
joelle.bouchard@cirrelt.ulaval.ca

² COCA-COLA CHAIR IN MATERIAL HANDLING AND DISTRIBUTION
H. Milton Stewart School of Industrial and Systems Engineering, Georgia Institute of Technology, Atlanta, Ga, U.S.A.
benoit.montreuil@isye.gatech.edu

³alexandre.morneau@cirrelt.ulaval.ca

Résumé –Cet article introduit une méthode de calcul d'intervalles de prévision de vente pour des nouveaux produits sans historique de vente avant leur mise en marché et dont la chronique se construit progressivement au fil des jours dès l'amorce de la saison de vente. Cette méthode permet d'estimer, à l'aide d'un intervalle, les ventes futures d'un nouveau produit pour toute la saison de vente, notamment dans le but d'aider la prise de décision de réapprovisionnement visant à maximiser les ventes et la rentabilité.

Abstract - This paper introduces an approach for generating sales forecast intervals for new products with no sales history prior to their launch and whose chronicity is built progressively each passing day, starting with the opening of the selling season. The method allows to forecast, relying upon an interval, the future sales for a new product over an entire selling season, notably in order to help take resupply decisions through the season so as to maximize sales and profitability.

Mots clés – Prévisions de vente, intervalles de prévision, prévisions cumulées, décisions de réapprovisionnement.

Keywords - Sales forecasting, forecast intervals, fashion products, cumulative forecast, replenishment decisions.

1 INTRODUCTION

Dans l'industrie du commerce de détail, principalement dans le domaine de la vente de produits de mode, les saisons de vente sont particulièrement courtes. La plupart des produits offerts sur le marché ont un cycle de vie inférieur à six mois. Les longs délais de livraison obligent les dirigeants à commander plusieurs mois avant le début de la saison de vente. Suite à l'introduction d'un nouveau produit sur le marché, en fonction de la réaction des consommateurs, les décideurs disposent de quelques semaines seulement pour prendre une décision de réapprovisionnement d'un nouveau produit afin de maximiser les ventes, d'éviter les pénuries et les ventes perdues et d'améliorer la rentabilité.

Pour faciliter la prise de décision, les entreprises se basent sur les prévisions de vente journalière rafraîchies quotidiennement en fonction d'informations des transactions de vente dans tout le réseau de détaillants. Dans le cas d'un nouveau produit, le défi est de taille. Premièrement, les nouveaux produits ne possèdent aucun historique de vente nécessaire à l'élaboration des prévisions. Deuxièmement, les prévisions doivent être calculées pour l'ensemble des nouveaux produits introduits sur le marché pour

toute la durée de la saison de vente. À titre illustratif, dans l'entreprise considérée dans cette étude, plus de 35 000 nouveaux produits (SKU) ont été lancés sur le marché dans l'ensemble du réseau de détaillants lors de la dernière saison de vente.

Dans le contexte d'aide à la décision de réapprovisionnement, les prévisions de vente cumulées sont requises pour estimer les besoins anticipés de réapprovisionnement et ce, pour chaque produit offert. Des recherches antérieures rapportées par [Bouchard et Montreuil, 2009, 2011] et [Bouchard et al., 2013] proposent des méthodes d'élaboration de prévisions adaptées à ce contexte.

Bien que les prévisions de vente quotidienne soient d'une grande utilité, la possibilité de calculer un intervalle de prévisions autour de la prévision journalière l'est encore plus. Un intervalle de prévision, permet de donner une idée de la précision de la prévision. À titre d'exemple, il est possible d'affirmer qu'il y a 95% des chances que les ventes futures pour un produit particulier d'ici la fin de la période de vente se situent entre 1500 et 3000 unités. L'intervalle de prévision peut donc aider à déterminer

quelle quantité recommander pour un produit spécifique afin de saisir toutes les opportunités de marché.

L'article qui suit propose une méthode de calcul d'intervalles de prévision pour de nouveaux produits sans historique de vente au début de la saison et dont la chronique se construit progressivement dès les premiers jours de la saison de vente.

L'article est structuré comme suit. La section 2 présente une brève revue de la littérature. La section 3 se concentre sur la méthodologie proposée. La section 4 met en évidence la performance empirique de la méthode. Enfin, la section 5 présente les pistes de recherche et la conclusion.

2 REVUE DE LA LITTÉRATURE

L'élaboration d'intervalles de prévision permet la prise en compte de l'incertitude dans les prévisions. Bien que son utilité ne fasse aucun doute, peu d'études ont été menées sur ce sujet. Parmi celles-ci, [Chatfield, 1993] propose et compare plusieurs approches générales pour le calcul des intervalles de prévision. [Chatfield et Yar, 1991], [Koehler et al., 2001] et [Hyndman et al., 2005] concentrent leurs analyses sur l'élaboration d'intervalles de prévisions basées les modèles de lissage exponentiel. Ils proposent des méthodes pour construire des intervalles de prévision en s'inspirant des modèles de prévision additifs et multiplicatifs de Holt-Winters. [Moskowitz et Miller, 1975], [Chatfield, 1993] et [Goodwin, 2005] mettent l'accent sur les avantages des intervalles de prévision dans le processus de prise de décision pour réduire l'incertitude par rapport aux prévisions ponctuelles. Ces auteurs font valoir que les intervalles de prévision devraient être utilisés plus largement dans la planification d'entreprise.

L'identification de la distribution de probabilité de l'erreur de prévision est également discutée par [Williams et Goodman, 1971], [Gardner, 1988], [Chatfield, 1994] et [Meade et Islam, 1995]. Distribution empirique, distribution normale, distribution Gamma fondée sur des erreurs de prévisions historiques sont ensuite examinées et testées. Dans [Gardner, 1988], l'inégalité de Chebyshev est utilisée pour déterminer les intervalles de prévision.

À notre connaissance, aucune étude concernant le problème de la génération d'intervalles de prévision des séries chronologiques sans antécédents directs pour soutenir le calcul des erreurs de prévision n'a été menée. La section suivante présente donc l'approche proposée pour générer des intervalles de prévision pour un nouveau produit sans historique de vente.

3 METHODOLOGIE PROPOSEE

Cette section traite d'abord de l'estimation des erreurs de prévision initiales nécessaires à l'élaboration des limites inférieure et supérieure d'un intervalle de prévision. Ensuite elle présente la méthode proposée de calcul des intervalles de prévision.

3.1 Estimation des erreurs initiales

Décrivons dans un premier temps le formalisme utilisé dans cet article. Une série temporelle contenant n observations est décrite par X_1, X_2, \dots, X_n . La prévision effectuée au temps t pour un horizon de k périodes est notée $\hat{X}_t(k)$. Soit

$$e_t(k) = X_{t+k} - \hat{X}_t(k) \quad (1)$$

correspondant à l'erreur de prévision effectuée au temps t pour un horizon de k périodes. Ainsi, $e_t(1)$ représente la différence entre la valeur réelle observée au temps $t+1$ et la prévision faite au temps t pour un horizon d'une période ($k = 1$).

Les intervalles de prévision dans [Yar et Chatfield, 1990] et [Ravishanker et al., 1991] sont calculés en utilisant l'équation (2).

$$\hat{X}_t(k) \pm Z_{\alpha/2} \sqrt{\text{VAR}(e_t(k))} \quad (2)$$

où $Z_{\alpha/2}$, une cote obtenue à l'aide d'une table de loi de probabilité normale centrée réduite $Z \sim N(0,1)$, permet de tenir compte du niveau de confiance exprimé par l'intervalle de prévision. Ce niveau de confiance des prévisions est représenté sous la forme d'un pourcentage de la surface sous la courbe normale. Par exemple, un niveau de confiance de 95% couvre 95% de la partie centrale de la distribution normale. La probabilité d'observer une valeur en dehors de cette région est alors inférieure à 0,05. Étant donné que la courbe normale est symétrique, la moitié de la zone de non-confiance se trouve dans la queue gauche de la courbe ($\alpha/2$) et l'autre moitié dans la queue de droite de la courbe tel qu'illustré à la Figure 1 ci-dessous.

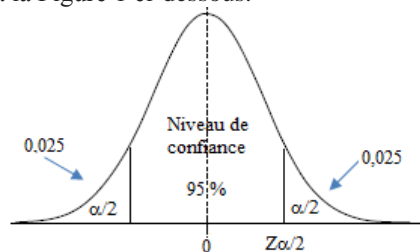


Figure 1. Courbe de la loi Normale centrée réduite

$\text{VAR}[e_t(k)]$ désigne la variance de l'erreur de prévision.

En début de saison, lorsqu'aucune donnée de vente n'est encore disponible pour un nouveau produit, l'estimation de l'erreur de prévision initiale ne peut être calculée en utilisant l'équation (1). Le but de cette section est donc de décrire comment estimer cette erreur initiale.

Une des particularités des séries chronologiques représentant les ventes de produits de mode est la structure hiérarchique qui la caractérise et illustrée à la Figure 2.

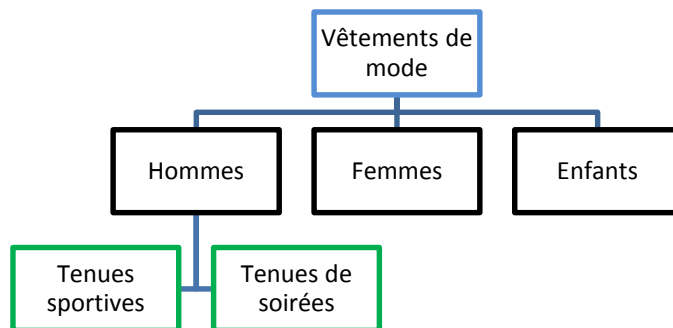


Figure 2. Structure hiérarchique partielle du portfolio de vêtements de mode d'une entreprise

Les produits sont souvent classés en grands ensembles, puis en catégories d'articles présentant les mêmes caractéristiques. À titre d'exemple, pour une entreprise spécialisée dans la vente de vêtements de mode, on pourrait classer le portfolio des produits offerts en trois grands ensembles : vêtements pour hommes,

vêtements pour femmes et vêtements pour enfants. Chacun de ces ensembles est lui-même divisé en catégorie. En utilisant l'exemple précédent, on peut imaginer pour l'ensemble des vêtements pour hommes, la catégorie des vêtements sport ou encore la catégorie des tenues de soirée. Enfin au dernier niveau de la hiérarchie, on retrouve l'ensemble des produits offerts dans chacune des catégories.

Pour pallier à l'absence de données historiques pour un nouveau produit, il est proposé d'estimer l'erreur de prévision initiale en se basant sur les erreurs de prévision de tous les autres produits de la même catégorie dans la structure hiérarchique pour la même saison de vente l'année précédente.

Ceci exploite le fait que les entreprises, notamment celles de vente au détail, peuvent compter sur un grand nombre de séries chronologiques à partir desquelles des prévisions ont déjà été calculées au fil des saisons de vente précédentes. Ces prévisions antérieures permettent ainsi d'estimer les erreurs de prévision pour chaque horizon de $t+1$ à $t+k$. Ainsi l'erreur initiale pour un horizon $t+1$ correspond à la moyenne des erreurs $e_t(1)$, calculées à la période 1 pour un horizon d'une période, de tous les produits de la même catégorie pour la même saison de vente une année auparavant. Le nombre d'erreurs initiales calculées est déterminé par l'horizon de prévision k . Ainsi, pour $k=56$ correspondant à une prévision 56 périodes à l'avance, 56 erreurs de prévision sont estimées pour chacune de ces périodes de $t+1$ à $t+56$. Ces erreurs estimées sont ensuite utilisées dans le calcul de l'intervalle de prévision d'un produit sans historique. L'équation (3) présente le calcul de l'erreur moyenne estimée pour toutes les périodes de l'horizon de prévision. L'erreur relative absolue, dénotée $P(k,m)$, est le rapport entre les erreurs de prévisions absolues calculées à la période 1 pour toutes les périodes de l'horizon de prévision désiré et les données de vente cumulées réelles.

$$P(k,m) = \frac{|e_t(k)_m|}{X_{t+k,m}} \quad k = 1,2,\dots,q; m = 1,2,\dots,r; t = 1 \quad (3)$$

où q représente le nombre maximum de périodes de l'horizon de prévision et r le nombre total de produits différents contenus dans la catégorie de produits.

L'estimation du pourcentage d'erreur absolue moyen initial pour toutes les périodes de l'horizon de prévision (MAPE initial) devient alors

$$\hat{P}(k) = \frac{\sum_{m=1}^m P(k,m)}{m} \quad k = 1,2,\dots,q \quad (4)$$

La Figure 3 montre les résultats de l'estimation des pourcentages d'erreurs absolues initiaux $\hat{P}(k)$ pour un horizon de prévision de 56 périodes pour deux catégories de produits A et B. Plus l'horizon de prévision est grand plus le pourcentage d'erreur absolue moyen est grand. Dans les catégories de produits présentées à la Figure 3, le pourcentage d'erreur absolue moyen se situe autour de 40 % pour une prévision une période à l'avance.

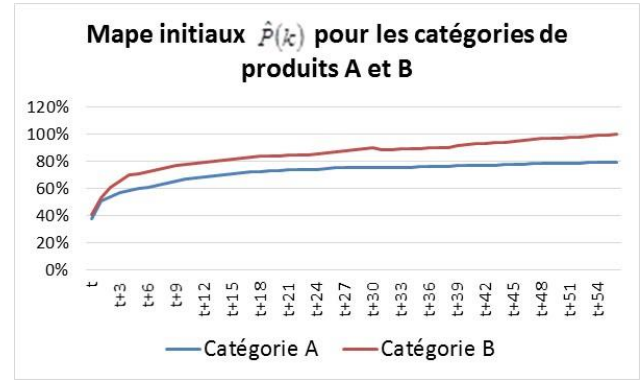


Figure 3. MAPE initiaux obtenus à partir de la moyenne des erreurs de prévisions pour deux catégories de produits.

La section suivante présente la méthode de calcul des intervalles de prévision dans le cas d'un nouveau produit qui n'est pas encore disponible à la vente.

3.2 Intervalles de prévision pour un nouveau produit sans historique de vente.

Les prévisions de vente d'un nouveau produit sont estimées à partir de la moyenne des prévisions effectuées sur tous les produits de la même catégorie pour le même horizon de prévision pour la même saison de vente de l'année précédente tel qu'illustré par l'équation (5).

$$\hat{X}_0(k) = \frac{\sum_{m=1}^r \hat{X}_1(k)_m}{m} \quad k = 1,2,\dots,q; m = 1,2,\dots,r \quad (5)$$

Estimons maintenant les limites inférieure et supérieure composant l'intervalle de prévision. L'équation (2), permettant de calculer les limites, est utilisée mais nécessite une légère modification pour tenir compte de l'erreur initiale (\hat{E}_1) obtenue de l'estimation du MAPE initial $\hat{P}(k)$ de l'équation (4). Ainsi l'estimation au temps $t=0$ (avant la mise en vente d'un produit) de l'erreur initiale pour un horizon de k périodes peut être calculée à partir de l'équation (6).

$$\hat{E}_0(k) = \hat{X}_0(k) \times \hat{P}(k) \quad k = 1,2,\dots,q \quad (6)$$

Cette estimation de l'erreur initiale est par la suite lissée \hat{E}^s à l'aide de l'équation (7) afin de mieux isoler le comportement de l'erreur sur les prévisions effectuées sur les produits sans historique.

$$\hat{E}_0^s(k) = \alpha \times \hat{E}_0(k) + (1-\alpha) \times \hat{E}_0^s(k-1) \quad k = 2,\dots,q \quad (7)$$

La Figure 4 illustre les estimations des erreurs initiales lissées obtenue de l'équation (7).

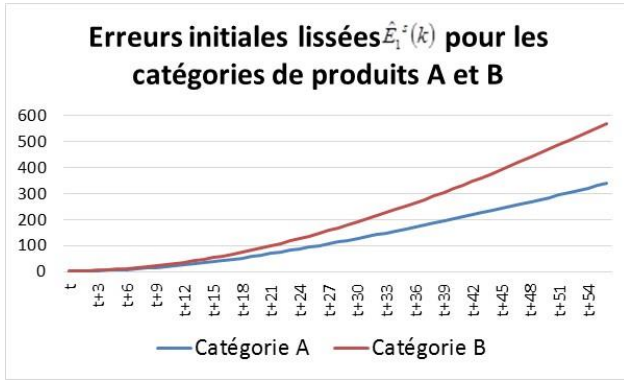


Figure 4. Erreurs initiales lissées estimées pour deux catégories de produits distinctes

L'équation (8) permet de calculer les limites de l'intervalle de prévision pour estimer, avant leur mise en disponibilité, les ventes futures cumulées des nouveaux produits. Notons que dans l'équation (8), $\hat{E}_0^s(k)$ remplace $\sqrt{\text{VAR}(e_i(k))}$ de l'équation (2).

$$\hat{X}_0(k) \pm Z_{\alpha/2} \times \hat{E}_0^s(k) \quad k = 1, \dots, q \quad (8)$$

La Figure 5 présente les intervalles de prévisions de vente cumulées des produits A1 et B1 sans historique et appartenant respectivement aux catégories de produits A et B. Elles sont basées sur la moyenne des prévisions des produits de même catégorie pour la même saison de vente l'année précédente. L'horizon de prévision est de 56 périodes et correspond au délai de livraison nécessaire pour le réapprovisionnement des produits.

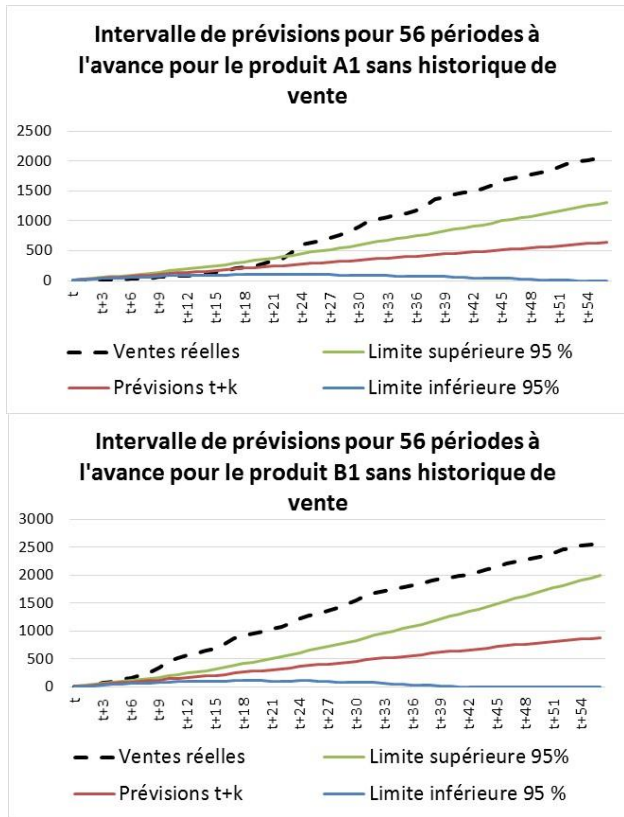


Figure 5. Intervalles de prévisions de vente cumulées pour un horizon de 56 périodes réalisés avant le début de la saison de vente

L'intervalle de prévision, obtenu de l'équation (8), permet d'estimer les ventes cumulées futures et les quantités à recommander, en cas de besoin, pour chacun des produits. Tous les nouveaux produits sans historique de vente de la catégorie A (ou B) auront les mêmes prévisions de vente cumulées futures que les produits A1 ou B1 illustrées à la Figure 5. On peut observer qu'en moyenne, les ventes cumulées des produits de la catégorie A se situent autour de 640 unités et qu'il y a 95% des chances que les ventes cumulées soient inférieures à 1300 unités. Pour les produits de la catégorie B, les ventes cumulées moyennes sont d'environ 900 unités et, avec une précision de 95 %, les ventes cumulées seront inférieures à 2000 unités. Les ventes réelles (a posteriori) des produits A1 et B1 sont présentées pour fin de comparaison. On remarque que les ventes réelles des produits A1 et B1 sont plus élevées que les ventes moyennes des produits de même catégorie. Une prise de décision avant la mise en vente aurait sous-estimé les quantités vendues des produits A1 et B1 occasionnant des ventes perdues.

L'historique de vente d'un nouveau produit se construit de période en période au cours de l'évolution de la saison de vente. Les prévisions de vente cumulées doivent alors être mises à jour à chaque période de vente afin de refléter le comportement spécifique de chaque nouveau produit d'une catégorie. La partie qui suit présente cette mise à jour suite à l'introduction du nouveau produit sur le marché pour lequel une première donnée de vente est disponible.

3.3 Intervalle de prévision pour un nouveau produit ayant une première donnée de vente historique.

Comme la saison de vente évolue au fil du temps, de nouvelles informations sur les ventes d'un nouveau produit deviennent disponibles à chaque période t . Ces nouvelles informations de vente permettent alors de calculer des prévisions de vente cumulées en considérant les données propres à un nouveau produit. Plusieurs approches peuvent être utilisées pour se faire dont [Bouchard et Montreuil, 2009, 2011] et [Bouchard et al., 2013]. Ces informations sur les ventes réelles permettent par la même occasion de calculer des erreurs de prévision $e_i(k)$ à l'aide de l'équation (1). L'erreur de prévision ainsi calculée est ensuite lissée à l'aide de l'équation (9).

$$\hat{E}_t^s(1) = \alpha |e_t(1)| + (1 - \alpha) \hat{E}_{t-1}^s(1) \quad (9)$$

La mise à jour de l'erreur initiale lissée $\hat{E}_t^s(1)$ permet alors de rafraîchir la valeur du MAPE initial $\hat{P}(1)$ en utilisant l'équation (10).

$$\hat{P}_t^a(1) = \frac{\hat{E}_t^s(1)}{\hat{X}_t(1)} \quad (10)$$

$\hat{P}_t^a(1)$ représente le MAPE ajusté pour un horizon d'une période et tenant compte de la nouvelle valeur de l'erreur initiale lissée de la période 1 et de la prévision, basée sur la première donnée de vente, pour un produit particulier. La nouvelle valeur du MAPE ajusté rend possible l'ajustement, à l'aide d'un lissage exponentiel simple, des MAPE des k périodes suivantes de l'horizon de prévision tel que décrit par l'équation (11).

$$\hat{P}_1^{as}(k) = \alpha \times \left(\frac{\hat{P}_1^a(1) \times \hat{P}(k+1)}{\hat{P}(1)} \right) + (1 - \alpha) \times \hat{P}(k+1) \quad k = 1, \dots, q \quad (11)$$

La Figure 6 illustre l'impact sur le MAPE initial $\hat{P}(k)$ de la mise à jour suite à la réception d'une première information de vente d'un nouveau produit. Tel qu'observé, pour le produit A1, la première erreur de prévision est sensiblement du même ordre de grandeur que les erreurs moyennes des produits de la catégorie A de sorte que peu de variations sont observées dans les valeurs des MAPE ajustés après une première mise à jour. Dans le cas du produit B1, la première erreur de prévision est supérieure à l'erreur moyenne estimée pour tous les produits de la catégorie B occasionnant une augmentation des MAPE ajustés pour les k périodes de l'horizon suite à l'application de l'équation (11).

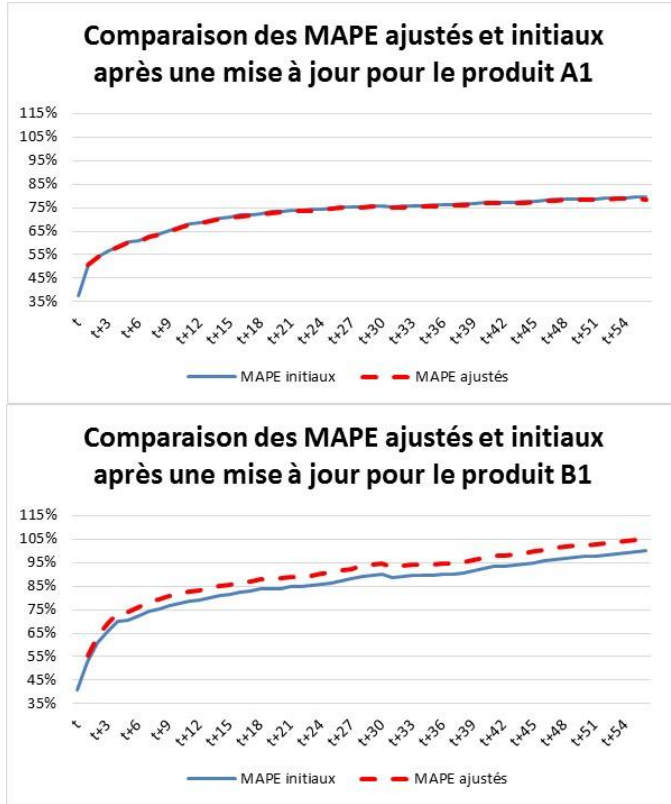


Figure 6. MAPE initiaux estimés et ajustés après une première information de vente pour les produits A1 et B1.

Après la mise à jour pour la période 1, l'erreur initiale des k périodes suivantes $\hat{E}(k)$ est obtenue en multipliant les prévisions de vente pour k périodes à l'avance effectuée au temps $t=1$ et calculées à partir d'une première information de vente par les nouvelles valeurs des MAPE ajustés et lissés tel que décrit par l'équation (12).

$$\hat{E}_t(k) = \hat{X}_t(k) \times \hat{P}_t^{as}(k) \text{ pour } k = 1, \dots, q \quad (12)$$

L'erreur initiale est ensuite lissée à l'aide de l'équation (13).

$$\hat{E}_t^s(k) = \alpha \hat{E}_t(k) + (1 - \alpha) \hat{E}_t^s(k-1) \quad \text{for } k = 2, \dots, q \quad (13)$$

L'équation (8) est alors utilisée pour mettre à jour les intervalles de prévision.

La Figure 7 montre l'intervalle de prévision suite à la prise en compte d'une première donnée de vente pour les produits A1 et B1 pour un horizon de 56 périodes. Tel qu'observé, l'estimation est possible mais les résultats sont instables. Les ventes cumulées

réelles pour le produit A1 se retrouvent dans l'intervalle de prévision. Quant au produit B1, elles sont nettement en dehors de l'intervalle de prévision. On constate que la largeur de l'intervalle de prévision pour le produit A1 est considérablement plus grande même si les pourcentages d'erreur moyens ajustés et lissés sont presque identiques entre les périodes $t=0$ et $t=1$. Pour le produit B1 l'inverse se produit, la largeur de l'intervalle est réduite par rapport à l'intervalle calculé à partir des prévisions moyennes des produits de même catégorie (Figure 5). Pour le produit A1, une augmentation des prévisions cumulées estimées amène une augmentation des erreurs de prévisions estimées et lissées et explique ce phénomène même si les MAPE estimés mis à jour sont relativement semblables après une seule observation, tel qu'observé dans la représentation du haut de la Figure 6. L'effet inverse se produit pour B1. On concède qu'une décision de réapprovisionnement après une seule observation de vente est risquée.

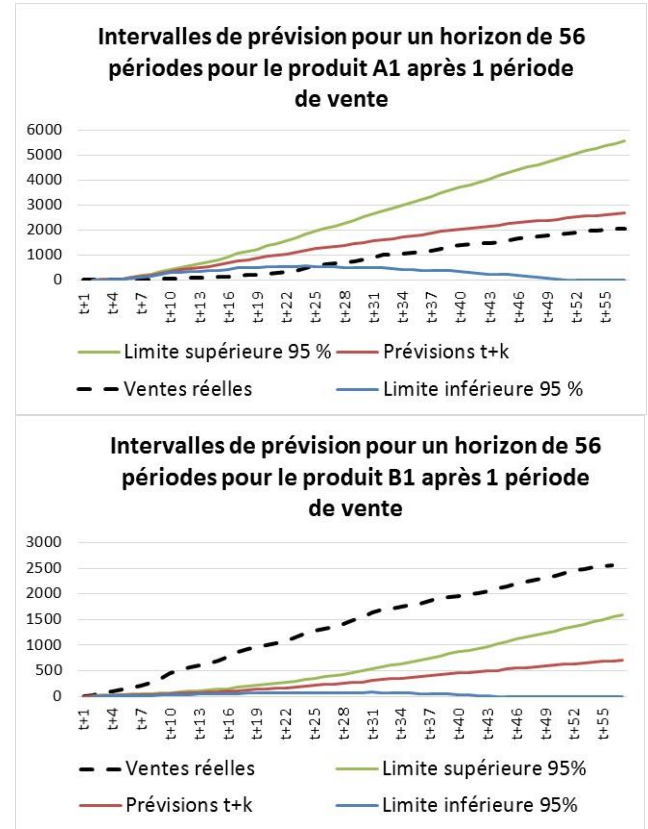


Figure 7. Estimation par intervalle de prévision des ventes des produits A1 et B1 pour un horizon de 56 périodes.

Notez que la limite inférieure ne peut pas être inférieure aux ventes réelles cumulées au moment du calcul des prévisions cumulées futures.

À chaque fois qu'une nouvelle donnée de vente devient disponible, les prévisions cumulées sont recalculées. Les erreurs de prévisions $e_t(k)$, le MAPE ajusté $\hat{P}_t^{as}(1)$, les MAPE ajustés lissés $\hat{P}_t^{as}(k)$, les erreurs initiales estimées $\hat{E}_t(k)$, les erreurs estimées lissées $\hat{E}_t^s(k)$ de même que l'intervalle de prévision sont mis à jour. Le nombre de mises à jour dépend de la longueur de la série chronologique. Par exemple pour une série chronologique de

données de vente de 21 périodes, 21 mises à jour sont effectuées incluant l'estimation initiale pour un produit sans historique.

L'équation (11) est généralisée comme suit :

$$\hat{P}_t^{as}(k) = \alpha \times \left(\frac{\hat{P}_t^a(1) \times \hat{P}_{t-1}^{as}(k+1)}{\hat{P}_{t-1}^{as}(1)} \right) + (1-\alpha) \times \hat{P}_{t-1}^{as}(k+1) \quad t = 2, \dots, n, k = 2, \dots, q \quad (11')$$

L'intervalle de prévision devient :

$$\hat{X}_t(k) \pm Z_{\alpha/2} \times \hat{E}_t^s(k) \quad k = 1, \dots, q \quad (8')$$

La section suivante présente les résultats obtenus lors de l'application de la méthodologie proposée. Le contexte de l'étude et le type de données utilisées sont également présentés.

4 RESULTATS

L'approche proposée est utilisée pour calculer un intervalle de prévision pour un horizon de plusieurs jours pour tous les nouveaux produits à introduire sur le marché ou récemment disponibles à la vente. La méthode permet d'ajuster les intervalles de prévision pour chaque période en tenant compte de la nouvelle information périodique sur les ventes. Les intervalles de prévision fournissent des informations de vente minimale (limite inférieure), probable (prévision ponctuelle) et maximale (limite supérieure) pour toute la saison de vente et pour chaque produit spécifique. Elles fournissent aux gestionnaires de l'approvisionnement une image plus précise des ventes futures, facilitant ainsi le processus de prise de décision concernant le type de produits et les quantités nécessaires à réapprovisionner. Aujourd'hui, le processus de décision utilisé par les entreprises est basé sur les ventes cumulatives des produits et sur l'expérience des acheteurs.

Malheureusement, un grand nombre de produits est recommandé en trop grande quantité occasionnant un surplus d'inventaire qui doit être vendu à un prix réduit pour faire place aux nouveautés à la fin de la saison occasionnant une diminution de la marge bénéficiaire.

L'objectif de cette analyse est d'assurer une veille sur tous les nouveaux produits dans le but de détecter les produits populaires en fonction de la réaction des consommateurs et de prendre rapidement une décision de réapprovisionnement afin de maximiser les ventes et les profits. Les prévisions sont donc effectuées à tous les jours pour tous les nouveaux produits et les intervalles de prévision sont calculés afin d'évaluer la précision des prévisions. Dans les exemples ci-après, l'horizon de prévision est de 56 jours afin de tenir compte des longs délais de réapprovisionnement. La Figure 8 montre le comportement des intervalles de prévision des produits A1 et B1 avec l'ajout de nouvelles informations sur les ventes à chaque période de la saison. Les graphiques présentent les prévisions pour les produits A1 et B1 après 2 jours de données de vente. Tel qu'illustré, l'ajout d'une nouvelle information de vente permet d'actualiser les graphiques de la Figure 7. Pour le produit A1, la nouvelle prévision cumulée rafraîchie pour un horizon de prévisions de 56 périodes est maintenant de 2645 ventes possibles avec une quantité minimale de 4 et une quantité maximale de 5437 unités. Les limites inférieure et supérieure sont donc relativement semblables à celles obtenues et présentées à la Figure 7.

Pour le produit B1, les prévisions de vente après deux jours de d'observations sont presque doublées passant de 707 unités à 1819

unités. Quant à la limite supérieure, elle est aussi augmentée passant de 1588 à 4077 unités. On remarque par contre, en comparant les données réelles aux prévisions obtenues qu'elles sont situées à l'intérieur de l'intervalle de prévision à partir de la période de prévision $t+32$.

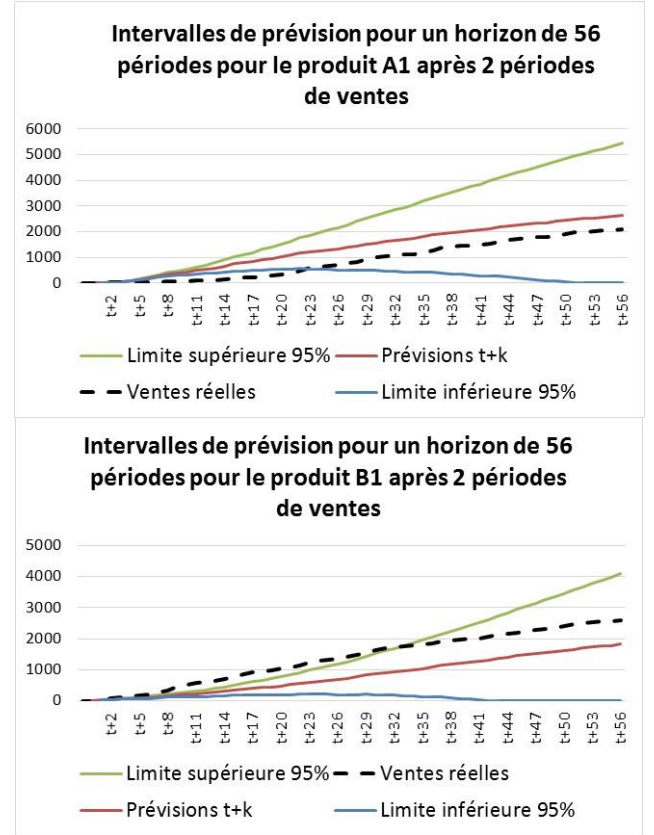


Figure 8. Estimation, par intervalle de prévision, des ventes des produits A1 et B1 pour un horizon de 56 périodes après 2 jours de données de vente.

La Figure 9 présente une comparaison des MAPE initiaux $\hat{P}(k)$ estimés à la période $t=0$ et les MAPE ajustés et lissés $\hat{P}_t^{as}(k)$ suite à la mise à jour des erreurs de prévisions après une semaine d'observation de vente. Les erreurs calculées pour le produit A1 sont plus faibles que pour les produits de la catégorie A et donc les MAPE ajustés et lissés $\hat{P}_t^{as}(k)$ diminuent au fur et à mesure que la saison de vente évolue pour ce cas illustratif.

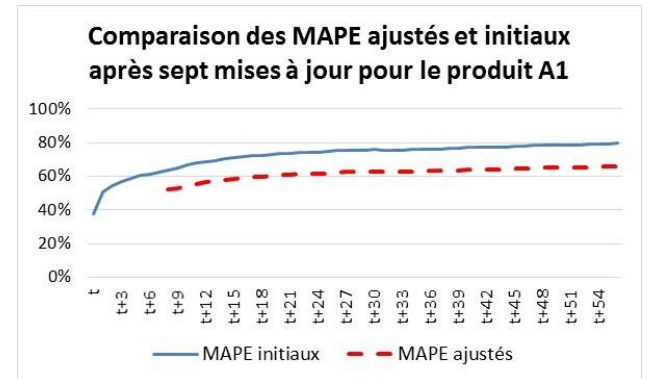


Figure 9. Comparaison des pourcentages d'erreurs absolues initiaux et ajustés après 7 mises à jour pour le produit A1.

La Figure 10 présente les intervalles de prévisions pour les produits A1 et B1 après une semaine de données de vente. Pour le produit A1, les prévisions cumulées et les ventes réelles relativement proches expliquent la diminution des erreurs de prévision illustrée à la Figure 9.

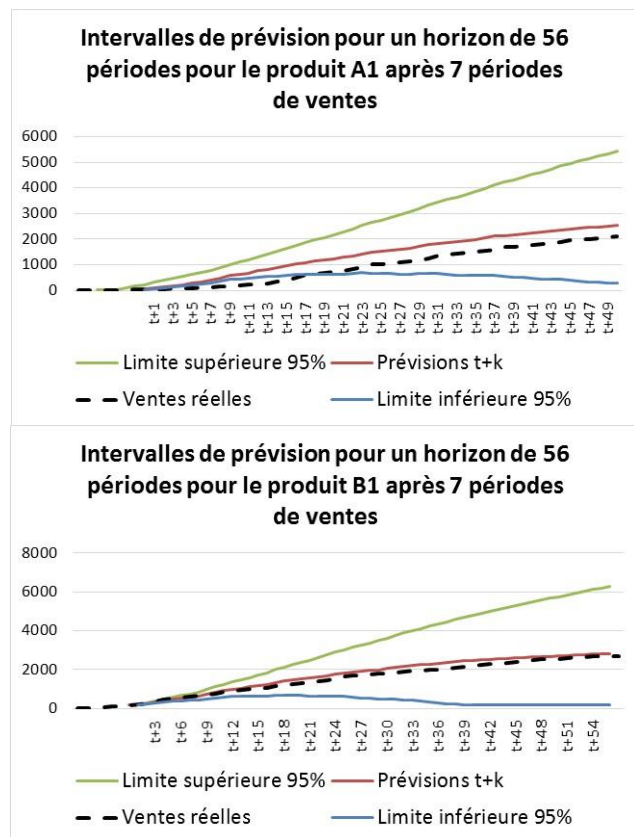


Figure 10. Estimation, par intervalle de prévision, des ventes des produits A1 et B1 pour un horizon de 56 périodes après 7 jours de données de vente.

On constate, à la lumière des informations présentées à la Figure 10 que la largeur de l'intervalle de confiance est relativement grande mais diminue avec l'ajout de données de vente, améliorant ainsi la précision de l'estimation des ventes futures cumulées à la fin de la saison de vente. La Figure 11 présente l'intervalle de prévision après 21 périodes d'observation de vente pour les produits A1 et B1 et compare les résultats avec les ventes réelles cumulées pour un horizon de 56 périodes. Pour le produit A1, les prévisions de vente cumulées sont de 2072 unités (vente probable) et il y a 95% des chances que les ventes se situent entre 1161 unités (vente minimale) et 3013 unités (vente maximale). Pour le produit B1, les ventes probables sont de 2396 unités. Les ventes du produit B1 pourraient se situer entre 1231 unités et 3873 unités avec une précision de 95%.

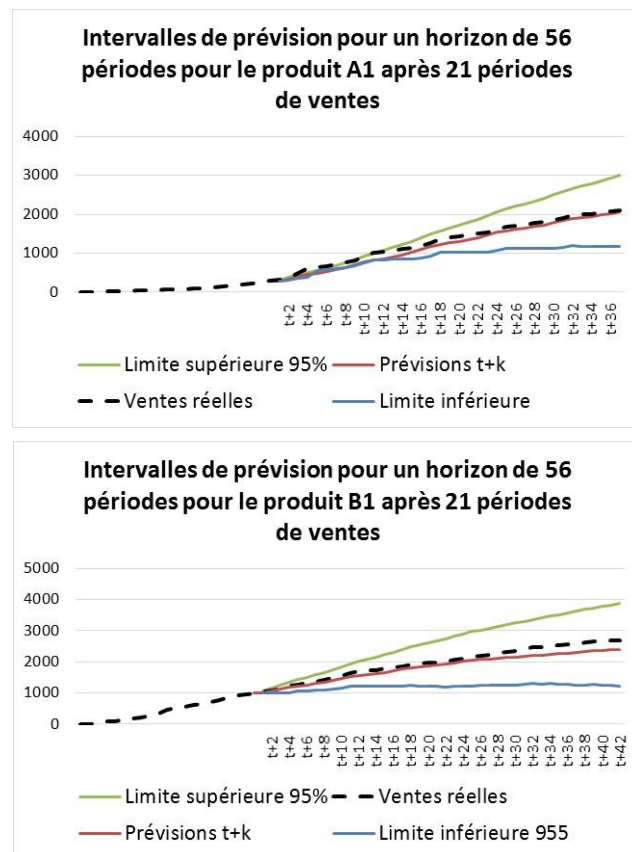


Figure 11. Estimation, par intervalle de prévision, des ventes des produits A1 et B1 pour un horizon de 56 périodes après 21 jours de données de vente.

5 CONCLUSION

Cet article a présenté une méthode pour calculer les intervalles de prévision pour les séries chronologiques ayant un historique de vente nul ou limité. L'approche proposée est utilisée pour estimer les ventes futures de tous les nouveaux produits avant leur lancement sur le marché ou introduit récemment. Ces estimations de vente future sont ajustées à chaque période, en tenant compte des nouvelles données de vente. L'intervalle de prévision fournit une estimation des ventes prévues minimales, probables et maximales. Ils fournissent aux gestionnaires d'approvisionnement une image plus précise des ventes futures, facilitant ainsi le processus de prise de décision concernant le type de produits et les tailles des commandes nécessaires à réapprovisionner.

Les résultats préliminaires de la méthode sont prometteurs. L'approche proposée peut être utilisée indépendamment de la méthode de prévision choisie. Pour le partenaire de commerce de détail dans notre étude, cette méthode réduit considérablement les risques d'erreurs liés aux décisions de réapprovisionnement et permet de diminuer les quantités de produits invendus à la fin de la saison de vente.

6 REMERCIEMENTS

Les auteurs tiennent à remercier le programme Accélération de Mathematics of Information Technology and Complex Systems (MITACS) et le Fonds Québécois de Recherche, Nature et Technologie (FQRNT) pour leur soutien. Merci aussi aux membres du CIRRELT et aux collègues Édith Brotherton et Philippe Nadeau pour leur précieuse collaboration.

7 REFERENCES

- Bouchard, J., Montreuil, B., (2009) Méthode de prévision journalière de séries temporelles saisonnières. *Congrès international de génie industriel – CIGI-2009*, Bagnères de Bigorre (France), 10-12 Juin.
- Bouchard, J., Montreuil, B., (2011) Prévisions journalières de séries temporelles saisonnières avec effets calendaires. *Congrès international de génie industriel – CIGI-2011*, Saint-Sauveur (Canada), 12-14 Octobre.
- Bouchard, J., Montreuil, B., Lepage, A., (2013) Prévision de vente journalière de produit de mode. *Congrès international de génie industriel – CIGI-2013*, La Rochelle (France), 12-14 Juin.
- Chatfield, C., (1993) Calculating Intervals Forecasts. *Journal of Business & Economic Statistics*, 11, pp. 121-135.
- Chatfield, C., Yar, M., (1991) Prediction intervals for multiplicative Holt-Winters. *International Journal of Forecasting*, 7, pp. 31-37.
- Gardner, E., (1988) A simple method of computing prediction intervals for time series forecasts. *Management Science*, 34, pp. 541-546.
- Goodwin, P., (2005) Providing support for decisions based on time series information under conditions of asymmetric loss. *European Journal of Operation Research*, 163, pp. 388-402.
- Hyndman, R. J., Koehler, A. B., Ord, J. K., Snyder. R. D., (2005) Prediction intervals for exponential smoothing using two new classes of state space models. *Journal of Forecasting*, 24, pp. 17-37.
- Koehler, A. B., Snyder, R. D., Ord. J. K., (2001) Forecasting models and prediction intervals for the multiplicative Holt-Winters method. *International Journal of Forecasting*, 17, pp. 269-286.
- Meade, N., Islam. T., (1995) Prediction Intervals for Growth Curve Forecasts. *Journal of Forecasting*, 14, pp. 413-430.
- Moskowitz, H., Miller, J. G., (1975) Information and decision systems for production planning. *Management science*, 22, pp. 359-371.
- Ravishanker, N., Shiao-Yen Wu, L., Glaz, J., (1991) Multiple Prediction Intervals for Time Series: Comparison of Simultaneous and Marginal Intervals. *Journal of Forecasting*, 10, pp. 445-463.
- Williams, W. H., Goodman. M. L., (1971) A simple Method for the Construction of Empirical Confidence Limits for Economic Forecasts. *Journal of the American Statistical Association*, 66, pp. 752-754.
- Yar, M., Chatfield, C., (1990) Prediction intervals for the Holt-Winters forecasting procedure. *International Journal of Forecasting*, 6(1), pp. 127-137.